

Решетникова Ю.С., Каткова А.Л., Слащева Д.М., Курмангулов А.А., Брынза Н.С.  
**ВОЗМОЖНОСТИ ОЦЕНКИ РИСКА РАЗВИТИЯ НЕОТЛОЖНЫХ СОСТОЯНИЙ У  
РАБОТНИКОВ КОМПАНИЙ ТОПЛИВНО-ЭНЕРГЕТИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА НА ОСНОВЕ  
ОБУЧЕННОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ МОДЕЛИ**

*ФГБОУ ВО «Тюменский государственный медицинский университет» Министерства  
здравоохранения РФ, 625023, Россия, г. Тюмень, ул. Одесская, 54*

**Резюме.** В статье представлено описание программного обеспечения (ПО), предназначенного для оценки факторов риска развития сердечно-сосудистых заболеваний на основе интеллектуальной модели, для разработки которой использовались данные более 5 000 работников компаний топливно-энергетического комплекса, работающих в условиях Крайнего Севера вахтовым методом. Одним из преимуществ ПО является объяснимая искусственная интеллектция для интерпретации предсказаний модели: графики, показывающие, какие переменные наиболее сильно влияли на прогноз; локальные объяснения – возможность для каждого конкретного прогноза понять, какие факторы «подтолкнули» модель к данному решению; анализ ошибок; интерактивная визуализация результатов.

**Ключевые слова:** цифровая медицина, факторы риска, комплексная оценка здоровья, сердечно-сосудистые заболевания, искусственный интеллект, работники топливно-энергетического комплекса, вахтовики, прогнозная модель, машинное обучение

Reshetnikova Y.S., Katkova A.L., Slashcheva D.M., Kurmangulov A.A., Brynza N.S.

**CAPABILITIES OF ASSESSING THE RISK OF ACUTE MEDICAL CONDITIONS AMONG FUEL  
AND ENERGY INDUSTRY PERSONNEL BASED ON A TRAINED INTELLECTUAL MODEL**

*Tyumen State Medical University, 54 Odesskaya St., Tyumen, Russian, 625023*

**Abstract.**

The article describes a novel software application for assessing cardiovascular disease risk factors. The underlying intelligent model was trained on a dataset of over 5 000 shift workers from the fuel and energy industry operating in the Far North. The software incorporates explainable artificial intelligence (XAI) for enhanced interpretability, offering: feature importance plots to identify key predictive variables, local explanations for individual case predictions, error analysis capabilities, and interactive visualization tools.

**Keywords:** digital medicine, risk factors, comprehensive health assessment, cardiovascular diseases, artificial intelligence, employees of the fuel and energy industry, shift workers, predictive model, machine learning

**Введение.**

Одним из ключевых факторов для обеспечения стабильного развития экономики Российской Федерации в нефтегазовой сфере является своевременное мониторингирование здоровья сотрудников топливно-энергетического комплекса (ТЭК), особенно тех, кто находится в районах Крайнего Севера, поскольку перепады температур, природная освещенность, влажность воздуха и другие факторы приводят к нарушениям работы различных систем органов [1, 2, 3]. Для раннего выявления сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ), увеличение которых за последние годы отмечается среди вахтовых работников, используются различные методы, применяемые во время предварительных, периодических и внеочередных медосмотров [4, 5, 6]. К одному из актуальных направлений относят оценивание профессионального риска, которое решает главную задачу работодателей и самих работников ТЭК, – снижение частоты случаев экстренной и неотложной медицинской помощи при сердечно-сосудистых заболеваниях [7, 8]. Визуальный осмотр врача, сбор анамнеза, проведение

тестов, психофизиологическая диагностика и другие методы дают общую картину показателей здоровья человека, но вся ответственность за оценку риска возникновения заболевания ложится на врача. Актуальной задачей становится создание системы поддержки принятия врачебного решения, где искусственный интеллект (ИИ) будет неотъемлемым помощником в оценке и прогнозировании риска ССЗ. ИИ обладает значительным потенциалом в профессиональной медицине, особенно в профилактике и управлении рисками, но для его эффективного внедрения необходимы объяснимые, клинически валидированные модели, разработанные с участием специалистов [9, 10].

Опыт международной практики показывает успешность управленческих решений в сфере здравоохранения за счет математического моделирования статистических данных, их интеграции в медицинские информационные системы (МИС) и внедрения цифровых решений для дистанционного наблюдения и коммуникации с пациентами [11, 12, 13]. По мере накопления данных и роста требований к скорости принятия решений растет и сложность самих моделей, которые должны соответствовать новым вызовам оперативного управления в медицинских организациях (МО) [14].

Такой подход позволяет не просто фиксировать текущее состояние системы здравоохранения, но и переходить к прогнозной аналитике и сценарному планированию. Интеграция данных в МИС и развитие телемедицины открыли путь к новому уровню персонализированной помощи. Анализ больших массивов информации позволяет выявлять индивидуальные риски сотрудников ТЭК, формировать для них персональные планы наблюдения и дистанционно контролировать выполнение назначений. Это превращает систему здравоохранения из обслуживания массовых потоков в сервис, ориентированный на нужды конкретного человека [15].

По результатам проведенных аудитов работы медицинских пунктов на месторождениях ТЭК выявлены следующие проблемы: недостаточная компетентность медицинского персонала в вопросах оказания экстренной и неотложной помощи, низкий уровень знаний стандартов оказания медицинской помощи; высокая текучесть кадров, которая приводит к отсутствию преемственности и снижению качества принятых медицинских решений; формальный подход к проведению предсменных (предрейсовых) медицинских осмотров; недостаточная обеспеченность медицинским оборудованием [16].

Решение проблем, связанных с организацией медицинской помощи работникам вахтового метода в условиях Крайнего Севера, возможно путем создания единой системы медицинского обслуживания на основе программного обеспечения для оценки факторов риска развития заболеваний, требующих оказания медицинской помощи в экстренной и неотложной форме, что определило цель настоящего исследования.

**Цель:** разработать программное обеспечение для оценки риска развития неотложных состояний на основе обученной интеллектуальной модели и анализа базы данных результатов медицинских осмотров работников компаний ТЭК.

#### **Материалы и методы.**

Базой для разработки модели стали данные медицинских осмотров более 5 000 работников компаний ТЭК [17]. Основой базы послужила деперсонифицированная информация о работниках компаний, осуществляющих свою деятельность в условиях Крайнего Севера: демографические характеристики, особенности трудовой деятельности, места работы, анамнестические данные, данные периодических и предварительных осмотров, результаты инструментальной и лабораторной диагностики, результаты осмотров врачей-специалистов, данные по результатам анкетирования на выявление факторов риска развития хронических неинфекционных заболеваний, данные о случаях оказания медицинской помощи в экстренной и неотложной формах.

Для решения задачи регрессии модели была разработана улучшенная нейронная сеть ImprovedRegressionModel. Архитектура модели включала два скрытых слоя с применением методов нормализации батчей (Batch Normalization) и регуляризации через дропаут (Dropout), что обеспечивало стабильность обучения, снижение переобучения и повышение обобщающей способности. Для активации скрытых слоев использовался Leaky ReLU ( $\alpha = 0.01$ ), что минимизировало проблему «затухающих градиентов». Модель принимала на вход 124-мерный вектор

признаков, где 124 соответствовал количеству входных параметров. Большая часть из этих параметров – бинарные. Выходом модели являлось скалярное значение, что позволяло получить не только факт существования риска, а также количественно оценить его величину, что открывало дополнительные возможности для сравнительного анализа различных факторов риска и их вклада в итоговое предсказание.

На основе разработанной модели был создан программный продукт КардиоПрогноз (CardioPredict) – кардиоваскулярный рискметр работников ТЭК [18], который представляет собой интегрированное приложение, состоящее из трех взаимосвязанных модулей, предназначенных для полного цикла работы с медицинскими данными – от предварительной обработки до обучения модели и выполнения прогнозов: Модуль 1 (Подготовка данных), Модуль 2 (Обучение модели) и Модуль 3 (Прогнозирование).

Технологические характеристики программного продукта: язык программирования Python; библиотеки Pandas, Seaborn, SHAP, Scikit-learn/XGBoost; интерфейс: Tkinter, PyQt, фреймворк для GUI.

### **Результаты и обсуждение.**

Назначение Модуля 1 (Подготовка данных) заключалось в преобразовании сырых данных в структурированный формат, пригодный для обучения моделей, включающий функционал: загрузка данных из Excel-файлов (экспорт из системы «База данных результатов медицинских осмотров работников компаний топливно-энергетического комплекса» [17]); автоматическая предобработка данных (очистка, нормализация, обработка пропусков); визуализация матрицы корреляций; сохранение обработанных данных в Excel.

Ключевыми преимуществами Модуля 1 разработанной модели являются интерактивный интерфейс с отображением этапов обработки в консоли, а также возможность анализа взаимосвязей между переменными через тепловые карты.

Назначение модуля 2 (Обучение модели) заключалось в построении модели машинного обучения на основе подготовленных данных, включающий функционал: загрузка данных из Excel для обучения; обучение модели с отслеживанием прогресса (время, метрики); визуализация динамики обучения и функции потерь; интерпретация значимости признаков с помощью SHAP-библиотеки; сохранение обученной модели для дальнейшего использования.

Для обучения модели была использована модифицированная функция потерь Хубера (Huber Loss) с параметром  $\delta = 1,0$ . Эта функция комбинировала преимущества квадратичной и линейной функций потерь, обеспечивая устойчивость к выбросам. Также для предотвращения переобучения использовалась L1-регуляризация и стратегия ранней остановки (Early Stopping), что позволило минимизировать количество необходимых эпох.

Процесс обучения включал оптимизацию методом Adam с параметром  $lr = 0,01$  и L2-регуляризацией ( $\lambda = 1 \cdot 10^{-5}$ ), регулирование скорости обучения с помощью планировщика ReduceLROnPlateau, уменьшающий  $lr$  при отсутствии улучшения на валидационном наборе. Для кросс-валидации использовался 6-кратный KFold для оценки модели. Для оптимизации работы модели был применен метод Grid Search, который позволял найти лучшие значения гиперпараметров путём перебора их комбинаций. В процессе подбора исследовались следующие параметры: начальная скорость обучения  $lr$  (0,001, 0,01, 0,1, 0,5); вероятность Dropout (0,2, 0,3, 0,5, 0,7); параметр  $\delta$  функции потерь Хубера (0,5, 1,0, 1,5, 2,0); параметры регуляризации L1 и L2 ( $1 \cdot 10^{-6}$ ,  $1 \cdot 10^{-5}$ ,  $1 \cdot 10^{-4}$ ,  $1 \cdot 10^{-3}$ ).

Ключевые преимущества модуля обучения модели в прозрачности процесса: графики прогресса обучения и потерь и объяснимость модели через анализ вклада признаков (SHAP).

При оценке эффективности было выявлено, что модель показывала стабильные результаты на всех фолдах кросс-валидации. Среднеквадратичная ошибка (MSE) варьировалась от 0,0183 до 0,0481, с наиболее точными предсказаниями в 6-м фолде (рисунок 1). Коэффициент детерминации R2 достигал значений до 0,7420, что указывает на хорошую способность модели объяснять вариации целевой переменной. Средняя абсолютная ошибка (MAE) лежала в диапазоне от 0,1154 до 0,2095, что говорит о приемлемом уровне отклонений предсказаний от реальных значений.

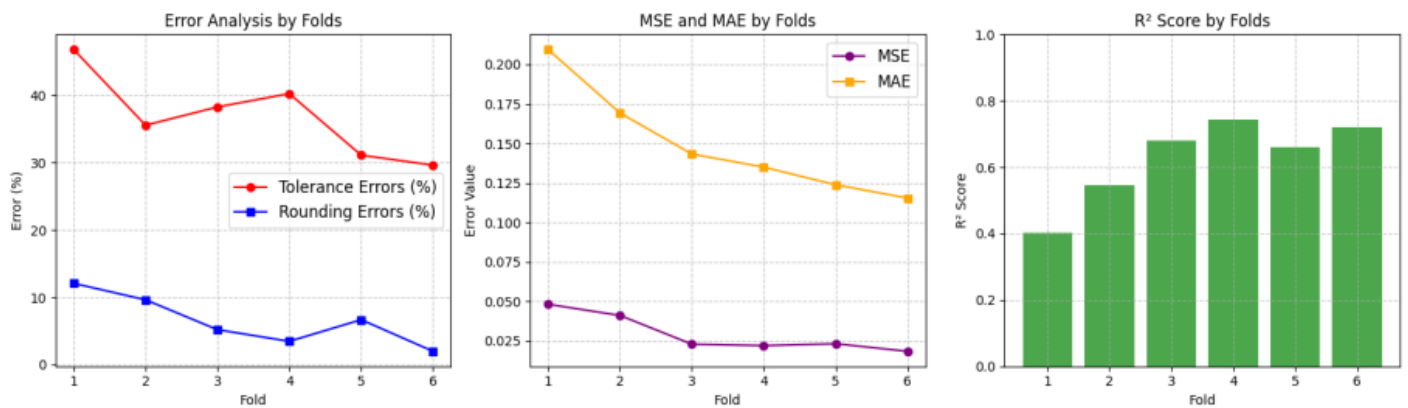


Рисунок 1 – Графическое отображение процесса обучения модели по фолдам

Для метрики «только округление» доля ошибок существенно снижалась по мере обучения: в 6-м фолде она составила всего 1,98%, что подтверждает способность модели делать точные предсказания после оптимизации. Ошибки с допуском (tolerance) уменьшались от 46,80% в 1-м фолде до 29,63% в 6-м, демонстрируя улучшение устойчивости модели к различным сценариям (рисунок 2).

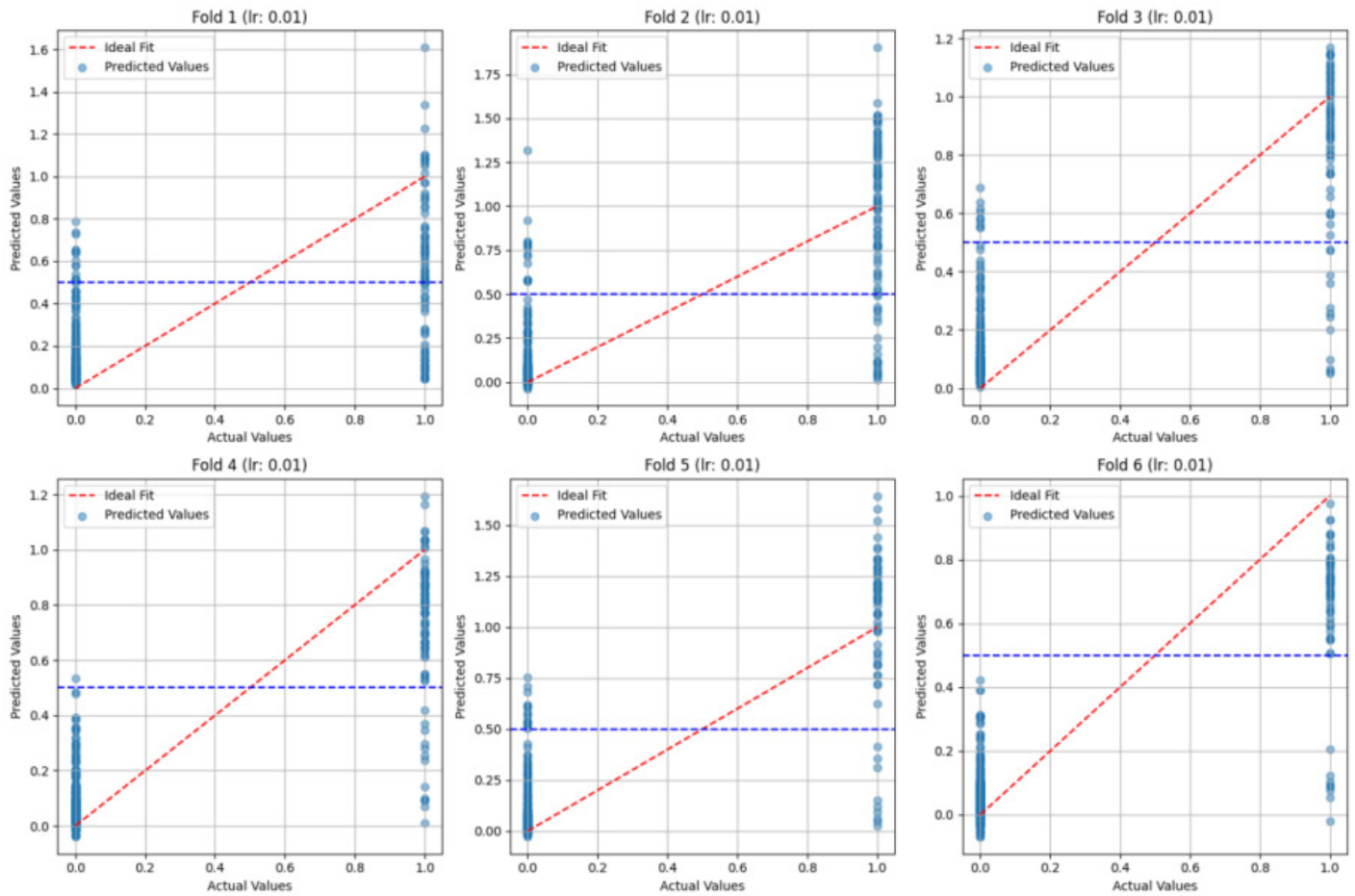


Рисунок 2 – Динамика процесса обучения модели

При оценке динамики обучения график потерь показывает, что модель стабильно обучалась: со второго фолда train loss плавно уменьшалась с 0,05 до 0,035, в то время как validation loss улучшалась с 0,04 до 0,02 (рисунок 3). Выбросы наблюдались во всех фолдах, кроме 5-го, где процесс обучения был наиболее ровным.



Рисунок 3 – Отображение погрешности проверки

Анализ модели проводился с помощью метода SHAP (SHapley Additive exPlanations). Это метод объяснения предсказаний машинного обучения, который основан на теории Шепли из теории игр [19, 20]. Он позволяет интерпретировать вклад каждого признака в предсказания модели. SHAP вычисляет значения, которые показывают, как каждый отдельный признак влияет на итоговое предсказание для конкретного наблюдения.

Модуль 3 (Прогнозирование) программного обеспечения был направлен на выполнение прогнозов на основе обученной модели и анализ результатов с функционалом: загрузка данных для прогнозирования из Excel или ручной ввод через диалоговое окно; выбор и загрузка ранее сохраненной модели; отображение результатов прогноза в табличном формате (рисунок 4); сохранение результатов в Excel.

Прогноз

Ввод данных вручную

C:/Users/Kosatchev/Desktop/dist/Данные пациентов.xlsx

C:/Users/Kosatchev/Desktop/dist/Модель.pth

Прогнозировать Сохранить результат

	ия в	окада правой но	КГ: Феномен WP	КГ: Экстрасисто	ЭКГ: тахикардия	ЭКГ: фибрилляция:	Риск	Интерпретация
0	0	0	0	0	0	0	0.04	Низкий
1	0	0	0	0	0	0	1.32	Высокий
2	0	0	0	0	0	0	0.02	Низкий
3	0	0	0	0	0	0	0.05	Низкий
4	0	0	0	0	0	0	1.63	Высокий
5	0	0	0	0	0	0	0.04	Низкий
6	0	0	0	0	0	0	0.05	Низкий
7	0	0	0	0	0	0	0.07	Низкий
8	0	0	0	0	0	0	0.06	Низкий
9	0	0	0	0	0	0	0.53	Средний
10	0	0	0	0	0	0	0.07	Низкий
11	0	0	0	0	0	0	0.09	Низкий

Очистить данные

Прогнозирование завершено.

Рисунок 4 – Отображение результатов прогноза риска развития сердечно-сосудистых заболеваний

Признаки с максимальными значениями SHAP определяли основной вклад в предсказания модели.

Например: «Возраст» и «Повторный визит» имели положительный вклад в уровень риска (наибольшие положительные SHAP-значения); «Диастолическое давление» и «Курение» показывали наибольшие отрицательные значения SHAP, что указывает на снижение оценки риска для некоторых пациентов. Большинство категорий ЭКГ имели близкие к нулю SHAP-значения, что указывает на их слабое влияние на модель. Исключения: «Неспецифические изменения ST-T» (умеренно положительное влияние); «Феномен WPW» (незначительное отрицательное влияние). Такие результаты могут быть связаны с низкой частотой встречаемости этих признаков или слабой корреляцией с целевой переменной.

SHAP позволяет интерпретировать вклад каждого признака для отдельного пациента. Так, в первом наблюдении основной вклад в предсказание давали «Возраст» (+1,57), «Повторный визит» (+3,67) и «Вес» (+1,34), во втором наблюдении ключевые изменения были связаны с признаками «Курение» (+1,26) и «Частота сердечных сокращений» (-2,01).

Ключевые преимущества данного модуля в разработанном ПО: поддержка как файлового, так и ручного ввода данных, а также интерактивный просмотр и экспорт результатов.

### **Заключение.**

Созданное программное обеспечение КардиоПрогноз для оценки факторов риска развития ССЗ на основе обученной интеллектуальной модели и анализа базы данных результатов медицинских осмотров работников компаний ТЭК показало преимущества работы с ним.

Система реализует концепцию интуитивного и сопровождаемого интерфейса, максимально снижая порог вхождения для пользователей с разным уровнем технической подготовки, что достигается за счет ряда решений. К таким решениям относится мастер-подход, при котором ключевые процессы разбиты на логические последовательные шаги. На каждом этапе пользователю предоставляются четкие инструкции, подсказки и валидация вводимых данных, что предотвращает ошибки. Кроме этого, пользователю всегда виден прогресс текущей операции через прогресс-бары, анимацию загрузки или текстовые статусы в реальном времени, что формирует прозрачность работы системы и позволяет оценить время до завершения задачи. В консоли уведомлений все системные события – результаты операций, предупреждения и ошибки – централизованно отображаются в лог-панели. Это обеспечивает полный контроль над рабочим процессом, упрощает диагностику проблем и сохраняет историю действий для анализа.

КардиоПрогноз представляет собой единое аналитическое программное обеспечение, автоматизирующее весь конвейер работы с медицинскими данными внутри одного интерфейса, от их подготовки до прогнозирования. Это исключает необходимость использования разрозненных инструментов и ручных операций. Подготовка и предобработка данных происходит за счет встроенных инструментов для очистки данных (обработка пропусков, выбросов), кодирования категориальных переменных, нормализации и создания новых признаков. Интегрированная библиотека алгоритмов машинного обучения поддерживает задачи классификации, регрессии и прогнозирования временных рядов. Она предоставляет возможность тонкой настройки гиперпараметров, автоматически рассчитывает набор метрик качества (точность, полнота, F1, RMSE и др.) и применяет методы кросс-валидации для проверки устойчивости модели. Финальный этап – применение обученной и проверенной модели к новым данным для генерации прогнозов, которые сразу готовы к использованию в отчетах.

Созданное программное обеспечение делает результаты работы модели понятными и интерпретируемыми для экспертов, что критически важно для формирования доверия и принятия решений. Оно обеспечивает автоматическую генерацию набора визуализаций для первичного анализа данных: графиков распределения признаков и матрицы корреляций, которые позволяют понять структуру данных и выявить взаимосвязи еще до построения модели. Для интерпретации предсказаний применяется методология объяснимой искусственной интеллекции, включающая: глобальные графики важности признаков, показывающие, какие переменные наиболее сильно влияли на прогноз; локальные объяснения, раскрывающие факторы, определившие конкретное решение модели для каждого случая; анализ ошибок; интерактивную визуализацию результатов.

Удобство работы с распространенным форматом хранения данных, таким как Microsoft Excel, обеспечивает интеграцию файлов: импорт данных в форматах .xlsx и .csv напрямую из интерфейса и экспорт результатов итоговых прогнозов. Эти функции позволяют применять к результатам привычные методы анализа, строить сводные таблицы и готовить итоговые отчеты.

Данная конфигурация модели показала устойчивые результаты в условиях малого объема данных и высокой размерности признакового пространства, а также подтвердила способность к эффективному обучению на малых выборках. Для оптимизации и дальнейшего развития алгоритма требуются дополнительные испытания на расширенных наборах данных, что позволит всесторонне оценить его производительность, обобщающую способность и надежность.

#### ***Сведения о финансировании исследования и о конфликте интересов.***

Финансирование по проекту «Интеллектуальные технологии персонализированного отбора кандидатов для работы в компаниях топливно-энергетического комплекса» по договору № 8240139 от 24.12.2024 с Автономной некоммерческой организацией «Агентство инноваций».

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

#### ***Сведения о вкладе каждого автора в работу.***

Решетникова Ю.С. — 20% (концепция и дизайн исследования, утверждение окончательного варианта статьи, ответственность за целостность всех частей статьи).

Каткова А.Л. — 20% (концепция и дизайн исследования).

Слащева Д.М. — 20% (сбор материала).

Курмангулов А.А. — 20% (сбор материала).

Брынза Н.С. — 20% (редактирование).

#### ***Информация о соответствии статьи научной специальности:***

3.2.3. – Общественное здоровье, организация и социология здравоохранения, медико-социальная экспертиза.

#### **Список литературы**

1. Акберов М.А., Андоверова А.Г., Ануфриева Е.В. [и др.]. Современная медицинская организация: тренды, стратегии, проекты. Тюмень. РИЦ Айвекс. 2022. 312.
2. Akbar F., Sugiharto A., Putra M.I. et al. Analysis of the Relationship between Atherosclerosis Cardiovascular Disease Risk Profile and Occupational Profile to the WHO Cardiovascular Risk Chart 2019 for South-East Asia in Oil and Gas Industry. Indian J Occup Environ Med. 2024. 28 (3). 245–254. DOI: 10.4103/ijocem.ijocem\_304\_23.
3. Ветошкин А.С., Шуркевич Н.П., Симонян А.А. и др. Дисфункциональные типы пищевого поведения: гендерные различия, взаимосвязь с метаболическими факторами риска в условиях вахты в Арктике. Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2023. 22 (6). 14–24. DOI 10.15829/1728-8800-2023-356.
4. Селиверстов П.В. Психология адаптации пациентов к использованию искусственного интеллекта при проведении скрининга хронических неинфекционных заболеваний. Медицинский совет. 2024. 18 (23). 266–272. DOI 10.21518/ms2024-551.
5. Решетникова Ю.С., Каткова А.Л., Курмангулов А.А. и др. Возможности психофизиологической диагностики для определения факторов риска развития сердечно-сосудистых заболеваний у работников топливно-энергетического комплекса. Мир науки. Педагогика и психология. 2024. 12 (5).
6. Ikegami K., Ando H., Baba H. et al. Evaluation of self-administered questionnaire items used in regular health check-ups at the workplace by occupational health professionals. Sangyo Eiseigaku Zasshi. 2023. 65 (6). 347–354. DOI: 10.1539/sangyoeisei.2022-025-E.
7. Решетникова Ю.С., Скримскис А.М., Княжева Н.Н. и др. Опрос сотрудников компании как основа разработки корпоративной программы здоровьесбережения. Университетская медицина Урала. 2022. 8. 2 (29). 57–59.
8. Fox J.L., Gurney T., Kondalsamy-Chennakesavan S. et al. A Narrative Review of Health Status and

- Healthcare Delivery in the Oil and Gas Industry: Impacts on Employees, Employers, and Local Communities. *Healthcare (Basel)*. 2023. 11 (21). 2888. DOI: 10.3390/healthcare11212888.
9. Аликперова Н.В. Искусственный интеллект в здравоохранении: риски и возможности. *Здоровье мегаполиса*. 2023. 4 (3). 41–49. DOI 10.47619/2713-2617.zm.2023.v.4i3;41-49.
  10. Chaudhry Z.S., Choudhury A. Clinical Applications of Artificial Intelligence in Occupational Health: A Systematic Literature Review. *J Occup Environ Med*. 2024. 66 (12). 943–955. DOI: 10.1097/JOM.0000000000003212.
  11. Ebad S.A., Alhashmi A., Amara M. et al. Artificial Intelligence-Based Software as a Medical Device (AI-SaMD): A Systematic Review. *Healthcare (Basel)*. 2025. 13 (7). 817. DOI: 10.3390/healthcare13070817.
  12. Решетникова Ю.С., Шарапова О.В., Каткова А.Л. и др. Профиль пациента, готового к использованию цифровых технологий и методов искусственного интеллекта при получении медицинской помощи. *Здравоохранение Российской Федерации*. 2022. 66 (1). 20–26. DOI 10.47470/0044-197X-2022-66-1-20-26.
  13. Жданова Е.В. Опыт внедрения пилотного проекта "Искусственный интеллект" в работе участкового терапевта на территории Ямало-Ненецкого автономного округа: пилотное одномоментное скрининговое обсервационное исследование. *Кубанский научный медицинский вестник*. 2022. 29 (4). 14–31. DOI 10.25207/1608-6228-2022-29-4-14-31.
  14. Kocovic P.V., Kocovic Z.V., Kocovic V.P. Monitoring COVID-19 is like instrument flying. *Military Technical Courier*. 2020. 68 (3). 424–437. DOI 10.5937/vojtehg68-26557.
  15. Подзолков П.Н. Моделирование распространения инфекционного заболевания в условиях вахтового метода работы. *Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика*. 2023. 9 (2(34)). 108–127. DOI 10.21684/2411-7978-2023-9-2-108-127.
  16. Ступак В.С., Манюшкина Е.М., Деев И.А. и др. Климатогеографические предпосылки организации медицинской помощи населению районов Крайнего Севера в Российской Федерации. *Профилактическая медицина*. 2023. 26 (12). 109–115. DOI 10.17116/profmed202326121109.
  17. Решетникова Ю.С., Потапов А.П., Курмангулов А.А. и др. База данных результатов медицинских осмотров работников компаний топливно-энергетического комплекса: Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2024621230 (21.03.2024).
  18. Решетникова Ю.С., Косачев Д.В., Каткова А.Л. и др. КардиоПрогноз (CardioPredict) – кардиоваскулярный рискометр работников топливно-энергетического комплекса (ТЭК): Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025665537 (18.06.2025).
  19. Han G.R., Goncharov A., Eryilmaz M., et al. Machine learning in point-of-care testing: innovations, challenges, and opportunities. *Nat Commun*. 2025. 16 (1). 3165. DOI: 10.1038/s41467-025-58527-6.
  20. Михеенко А.М. Применение вектора Шепли в регрессионном анализе. *Вестник Балтийского федерального университета им. И. Канта. Серия: Физико-математические и технические науки*. 2020. 2. 84–94.

## References:

1. Akberov M.A., Andoverova A.G., Anufrieva E.V. et al. Modern medical organization: trends, strategies, projects. Tyumen: RIC Ivex, 2022. 312. In Russian.
2. Akbar F., Sugiharto A., Putra M.I. et al. Analysis of the Relationship between Atherosclerosis Cardiovascular Disease Risk Profile and Occupational Profile to the WHO Cardiovascular Risk Chart 2019 for South-East Asia in Oil and Gas Industry. *Indian J Occup Environ Med*. 2024. 28 (3). 245–254. DOI: 10.4103/ijoem.ijoem\_304\_23.
3. Vetoshkin A.S., Shurkevich N.P., Simonyan A.A. et al. Dysfunctional types of eating behavior: gender differences, relationship with metabolic risk factors in shift work conditions in the Arctic. *Cardiovascular Therapy and Prevention*. 2023. 22 (6). 14–24. DOI 10.15829/1728-8800-2023-3561. In Russian.
4. Seliverstov P.V. Psychology of patient adaptation to the use of artificial intelligence in screening for chronic non-communicable diseases. *Medical Council*. 2024. T. 18 (23). 266–272. DOI 10.21518/

ms2024-551. In Russian.

5. Reshetnikova Yu.S., Katkova A.L., Kurmangulov A.A. et al. The possibilities of psychophysiological diagnostics to determine the risk factors for the development of cardiovascular diseases in employees of the fuel and energy complex. *World of Science. Pedagogy and psychology*. 2024. 12 (5). In Russian.
6. Ikegami K, Ando H, Baba H, Sekoguchi S, et al. Evaluation of self-administered questionnaire items used in regular health check-ups at the workplace by occupational health professionals. *Sangyo Eiseigaku Zasshi*. 2023. 65 (6). 347–354. DOI: 10.1539/sangyoeisei.2022-025-E.
7. Reshetnikova Y.S., Skrimskis A.M., Knyazheva N.N. et al. Employee survey as a basis for developing a corporate health-saving program. *Universitetskaya Meditsina Urala*. 2022. 8. 2 (29). 57–59. In Russian.
8. Fox JL, Gurney T., Kondalsamy-Chennakesavan S. et al. Narrative Review of Health Status and Healthcare Delivery in the Oil and Gas Industry: Impacts on Employees, Employers, and Local Communities. *Healthcare (Basel)*. 2023. 11 (21). 2888. DOI: 10.3390/healthcare11212888.
9. Alikperova N.V. Artificial Intelligence in Healthcare: Risks and Opportunities. *Health of the Metropolis*. 2023. 4 (3). 41–49. DOI 10.47619/2713-2617.zm.2023.v.4i3;41-49. In Russian.
10. Chaudhry Z.S., Choudhury A. Clinical Applications of Artificial Intelligence in Occupational Health: A Systematic Literature Review. *J Occup Environ Med*. 2024. 66 (12). 943–955. DOI: 10.1097/JOM.0000000000003212.
11. Ebad S.A., Alhashmi A., Amara M., et al. Artificial Intelligence-Based Software as a Medical Device (AI-SaMD): A Systematic Review. *Healthcare (Basel)*. 2025. 13 (7). 817. DOI: 10.3390/healthcare13070817.
12. Reshetnikova Iu.S., Sharapova O.V., Katkova A.L. et al. Profile of a patient ready to use digital technologies and artificial intelligence methods when receiving medical care. *Healthcare of the Russian Federation*. 2022. 66 (1). 20–26. DOI 10.47470/0044-197X-2022-66-1-20-26. In Russian.
13. Zhdanova E.V., Rubtsova E.V. Experience of implementing the pilot project "Artificial Intelligence" in the work of a district therapist in the Yamalo-Nenets Autonomous Okrug: a pilot cross-sectional screening observational study. *Kuban Scientific Medical Bulletin*. 2022. 29 (4). 14–31. DOI 10.25207/1608-6228-2022-29-4-14-31. In Russian.
14. Kocovic P.V., Kocovic Z.V., Kocovic V.P. Monitoring COVID-19 is like instrument flying. *Military Technical Courier*. 2020. 68 (3). 424–437. DOI 10.5937/vojtehg68-26557.
15. Podzolkov P.N. Modeling the spread of an infectious disease under shift work conditions. *Bulletin of Tyumen State University. Physical and mathematical modeling. Oil, gas, energy*. 2023. 9 (2(34)). 108–127. DOI 10.21684/2411-7978-2023-9-2-108-127. In Russian.
16. Stupak V.S., Manoshkina E.M., Deev I.A. et al. Climatogeographic prerequisites for organizing medical care for the population of the Far North regions of the Russian Federation. *Preventive medicine*. 2023. 26 (12). 109–115. DOI 10.17116/profmed202326121109. In Russian.
17. Reshetnikova Yu.S., Potapov A.P., Kurmangulov A.A. et al. Database of results of medical examinations of employees of fuel and energy companies : State registration certificate of the database No. 2024621230. In Russian.
18. Reshetnikova Yu.S., Kosachev D.V., Katkova A.L. et al. CardioPrognoz (CardioPredict) cardiovascular risk meter for employees of the fuel and energy complex: State registration certificate of the computer program No. 2025665537. In Russian.
19. Han G.R., Goncharov A., Eryilmaz M. et al. Machine learning in point-of-care testing: innovations, challenges, and opportunities. *Nat Commun*. 2025. 16 (1). 3165. DOI: 10.1038/s41467-025-58527-6.
20. Mikheenko A.M. Application of the Shapley value in regression analysis. *Bulletin of the Immanuel Kant Baltic Federal University. Series: Physical, Mathematical and Technical Sciences*. 2020. 2. 84–94. In Russian.

**Информация об авторах:**

1. **Решетникова Юлия Сергеевна** – к.м.н., доцент, доцент кафедры общественного здоровья и здравоохранения, e-mail: [reshetnikovays@tyumsmu.ru](mailto:reshetnikovays@tyumsmu.ru), ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-6726-7103>, SPIN 1956-8632, AuthorID (РИНЦ): 857968, AuthorID (Scopus): 57200546966.
2. **Каткова Алла Леонидовна**, к.пед.наук, доцент, доцент кафедры медицинской информатики и биологической физики, e-mail: [katkovaal@tyumsmu.ru](mailto:katkovaal@tyumsmu.ru), ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-4014-408X>, SPIN 5146-4410, AuthorID (РИНЦ): 560740.
3. **Слащева Дарья Максимовна**, к.м.н., доцент кафедры общественного здоровья и здравоохранения, e-mail: [slashchevadm@tyumsmu.ru](mailto:slashchevadm@tyumsmu.ru), ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-9975-5635>, SPIN 5265-4758, AuthorID (РИНЦ): 1019226, AuthorID (Scopus): 57221818762.
4. **Курмангулов Альберт Ахметович**, д.м.н., доцент, профессор кафедры общественного здоровья и здравоохранения, e-mail: [79091810202@yandex.ru](mailto:79091810202@yandex.ru), ORCID ID: 0000-0003-0850-3422, SPIN-код: 1443-3497, AuthorID (РИНЦ): 769148, ResearcherID: AAT-3573-2020, AuthorID (Scopus): 57190403989.
5. **Брынза Наталья Семеновна**, д.м.н., профессор, заведующий кафедрой общественного здоровья и здравоохранения, e-mail: [brynzans@tyumsmu.ru](mailto:brynzans@tyumsmu.ru), ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-5985-1780>, SPIN 8404-2042, AuthorID (РИНЦ): 792717, AuthorID (Scopus): 57200542374.

**Author information:**

1. **Reshetnikova Y.S.**, Candidate of Medical Sciences, Associate Professor of the Public Health and Health Care Department, e-mail: [reshetnikovays@tyumsmu.ru](mailto:reshetnikovays@tyumsmu.ru), ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-6726-7103>, SPIN 1956-8632, AuthorID (РИНЦ): 857968, AuthorID (Scopus): 57200546966.
2. **Katkova A.L.**, Candidate of Pedagogical Sciences, Associate Professor of the Department of Medical Informatics and Biological Physics, e-mail: [katkovaal@tyumsmu.ru](mailto:katkovaal@tyumsmu.ru), ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-4014-408X>, SPIN 5146-4410, AuthorID (РИНЦ): 560740.
3. **Slashcheva D.M.**, Candidate of Medical Sciences, Associate Professor of the Public Health and Health Care Department, Tyumen State Medical University, e-mail: [slashchevadm@tyumsmu.ru](mailto:slashchevadm@tyumsmu.ru), ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-9975-5635>, SPIN 5265-4758, AuthorID (РИНЦ): 1019226, AuthorID (Scopus): 57221818762.
4. **Kurmangulov A.A.**, Doctor of Medical Sciences, Associate Professor, Professor of the Public Health and Health Care Department, e-mail: [79091810202@yandex.ru](mailto:79091810202@yandex.ru), ORCID ID: 0000-0003-0850-3422, SPIN-код: 1443-3497, AuthorID (РИНЦ): 769148, ResearcherID: AAT-3573-2020, AuthorID (Scopus): 57190403989.
5. **Brynza N.S.**, Doctor of Medical Sciences, Professor, Head of the Public Health and Health Care Department, e-mail: [brynzans@tyumsmu.ru](mailto:brynzans@tyumsmu.ru), ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-5985-1780>, SPIN 8404-2042, AuthorID (РИНЦ): 792717, AuthorID (Scopus): 57200542374.

**Информация**

Дата передачи в печать – 30.12.2025

Дата опубликования – 27.01.2026